



# **Previsão de Falência Bancária Nos Estados Unidos**

por

**Clara Regina Macedo Ferreira**

**DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM  
FINANÇAS E FISCALIDADE**

**Orientador: Prof. Doutor Francisco Vitorino Martins**  
**Co-Orientador: Prof. Doutor Elísio Fernando Moreira Brandão**

**Setembro de 2012**



*"Bancos dos EUA têm liquidez a sair-lhes pelas orelhas"*

Warren Buffet  
(Jornal de Negócios 07 Maio 2012)





## NOTA BIOGRÁFICA

Clara Ferreira, nasceu em Vila do Conde no ano de 1980, contudo registada em São João da Pesqueira. Vila do famoso vinho generoso (Vinho do Porto). Coração do Douro Vinhateiro, criada pelo Marquês de Pombal cuja juventude passou na nossa terra.

Até aos 16 anos de idade frequentou as escolas de São João da Pesqueira, tendo posteriormente rumado até à cidade invicta, onde acabou por permanecer.

Iniciou o percurso académico na Universidade Portucalense Infante D. Henrique, tendo-se licenciado em economia.

Em 2006 foi estagiar para da Caixa Central de crédito Agrícola Mutuo do Porto, onde permaneceu até à data, fazendo parte dos quadros da casa.

Frequentou em 2010/2011 a Pós-Graduação em Finanças e Fiscalidade, na EGP-UPBS (University of Porto Business School)



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço aos meus pais pela amizade, sabedoria, força e carinho que sempre me deram.

Ao meu mano, cunhada e à minha linda sobrinha, pela paciência, incentivo, compreensão e pelo apoio.

Aos meus amigos pela força, críticas e sugestões valiosas na realização que fizeram ao longo desta investigação

Agradeço a todos docentes do mestrado, em especial ao meu orientador, Prof. Doutor Vitorino Martins, pelas recomendações e comentários, bem como ao co-orientador, Prof. Doutor. Elísio Brandão pela compreensão e respeito demonstrado





---

## RESUMO

A crise financeira que se tem sentido em diversos países desde 2008, provocou a falência de diversas instituições financeiras nos Estados Unidos da América, bem como nos países Europeus. O presente trabalho pretende analisar, recorrendo a modelos econométricos, os motivos que levaram à falência das instituições financeiras nos EUA, isto é, a “saúde” dos bancos. Foram usados dados económico-financeiros dos bancos nos EUA, referentes aos anos de 2005 a 2012, obtidos através do site da “*Federal Deposit Insurance Corporation*”. Para este projecto de investigação foram utilizadas duas técnicas estatísticas: a Regressão Logística e a Regressão *Probit*.

Palavras-Chave: Falência, *Logit*, *Probit*.

## ABSTRACT

The financial crisis that has been felt in several countries since 2008, as caused the bankruptcy of several financial institutions in the United States of America, as well in European countries.

The present work intends to analyze, applying econometric models, the reasons that led to bankruptcy some financial institutions in USA, which means, the “health” of banks. It was used financial-economic data from the US banks, from 2005 till 2012, obtained through the official website of “*Federal Deposit Insurance Corporation*”. For this investigation project it has been used 2 statistical techniques: Logistic Regression and Probit Regression

Key Words: Bankruptcy, *Logit*, *Probit*.



## ÍNDICE

<b>NOTA BIOGRÁFICA</b>	iii
<b>AGRADECIMENTOS</b>	v
<b>RESUMO</b>	vii
<b>ABSTRACT</b>	vii
<b>ÍNDICE DE TABELAS, FIGURAS E DIAGRAMAS</b>	x
<b>LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS</b>	xi
<b>1. INTRODUÇÃO</b>	1
<b>2. REVISÃO DA LITERATURA</b>	3
<b>2.1. MODELOS DE ANÁLISE DE FALÊNCIA EMPRESARIAL</b>	5
2.1.1. ANÁLISE UNIVARIADA	5
2.1.2. ANÁLISE MULTIVARIADA	6
<b>2.2. BREVE HISTÓRIA DA FALÊNCIA BANCÁRIA NOS EUA</b>	10
<b>3. METODOLOGIA E AMOSTRA</b>	12
<b>3.1. CARACTERIZAÇÃO DA BASE DE DADOS</b>	12
<b>3.2. METODOLOGIA</b>	14
<b>4. ANÁLISE DE RESULTADOS</b>	16
<b>4.1. RESULTADOS DA ANÁLISE UNIVARIADA</b>	16
<b>4.2. RESULTADOS DA ANÁLISE MULTIVARIADA</b>	19
4.2.1. MODELO LOGIT	19
4.2.2. MODELO PROBIT	27
<b>5. CONCLUSÃO</b>	31
<b>6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	33
<b>7. ANEXOS</b>	36
<b>ANEXO I: LISTA BANCOS FALIDOS</b>	36
<b>ANEXO II: BREVE DEFINIÇÃO DOS MODELOS</b>	47



---

## ÍNDICE DE TABELAS, FIGURAS E DIAGRAMAS

<i>Tabela 1: Medidas de Tendência Central .....</i>	18
<i>Tabela 2: Estimativa da Equação (2007).....</i>	22
<i>Tabela 3: Matriz Correlação (2007) .....</i>	22
<i>Tabela 4: Estimativa da Equação (2008).....</i>	24
<i>Tabela 5: Matriz Correlação (2008) .....</i>	24
<i>Tabela 6: Modelos finais da Regressão Logística.....</i>	26
<i>Tabela 7: % Correcta Falência 2011(Logit).....</i>	27
<i>Tabela 8: % Correcta Falência 2011(Probit).....</i>	29
<i>Tabela 9: Modelos finais da Regressão Probit .....</i>	30
<i>Figura 1: Discriminação dos dados.....</i>	12
<i>Figura 2:Relação Logística entre variáveis dependentes e independentes .....</i>	49
<i>Diagrama 1: Distância Temporal da Previsão de Falência Bancária 2011 .....</i>	13

## **LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS**

E.U.A. – Estados Unidos da América

FDIC - Federal Deposit Insurance Corporation

LPM – Modelo de Probabilidade Linear

MQO – Ordinary Least Squares

$R_{Liq}$  – Rácio de Liquidez

$R_{Cob}$  – Rácio de Cobertura

$R_{Efic}$  – Rácio de Eficiência

$R_{Endiv}$  – Rácio de Endividamento

$R_{Rent}$  – Rácio de Rentabilidade





## 1. INTRODUÇÃO

Desde aproximadamente a década de 1930, que vários estudos de previsão de falência de empresas têm sido efectuados. O estudo de *Edward I. Altman* 1968 tem sido um dos mais citados face ao sucesso na previsão de falência de empresas industriais, utilizando a análise discriminante. Ao longo dos anos, outras metodologias têm sido utilizadas, tais como: modelo *logit*, *probit*, modelo de redes neurais, entre outros. Nesta tese iremos utilizar o modelo *logit e probit* para examinarmos, com alguma precisão e eficácia, a falência das Instituições Financeiras nos Estados Unidos, no período de 2007 a 2012, dando alguma ênfase ao período de crise Económico-Financeira da década de 2008.

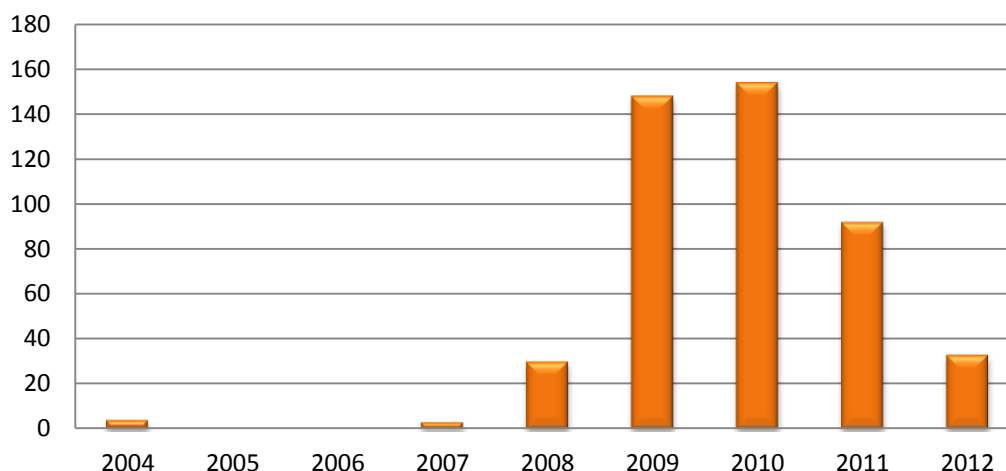
Trata-se de um tema actual e oportuno, face ao elevado número de falências no sector financeiro nos últimos anos, além disso não conseguimos, para os últimos dois a três anos, encontrar qualquer estudo que tenha sido efectuado sobre a previsão de falência bancária.

O nosso modelo poderá ser aplicado a um número elevado de bancos, fornecendo deste modo informação mais útil aos interessados sobre as instituições financeiras que se encontrem com sérias probabilidades de falência, por forma a poderem classifica-los de risco baixo ou elevado (“lixo”), isto é, avaliar o nível global de saúde financeira. Para além disso, poderá ser utilizado no futuro para estudo de outros mercados.

A crise financeira internacional de 2008 – “Grande Recessão”, foi um dos factores que levou à falência de grandes Instituições Financeiras nos Estados Unidos, bem como na Europa, Ásia e vários outros países emergentes. Depois de muitos anos de crescimento solido, os bancos começaram a falhar numa velocidade estrondosa. Não há registo de falências durante os anos de 2005 e 2006, começando a haver alguns em 2007. Contudo, em 2008 já 30 instituições financeiras tinham sido dadas como falidas, como prelúdio das 148 falências ocorridas em 2009.



### Numéro de Falências Bancárias, 2004-2012



O quarto maior banco dos Estados Unidos – *Lehman Brothers*, abriu falência em 2008, segundo estes, a falência teve como objectivo “proteger os seus activos e de maximizar o seu valor”<sup>1</sup>. Toda esta situação oriunda da crise do “*subprime*” que se iniciou em 2006, em virtude de terem sido concedidos empréstimos hipotecários de alto risco o que levou à situação de insolvência de vários bancos, com grandes repercussões na bolsa de valores internacional.

O número de falências bancárias poderia ter sido superior, caso não existisse a intervenção do governo dos EUA, pois estes adquiriram uma grande parte de activos, principalmente títulos relacionados com o *subprime*, por forma a evitar o crash financeiro total. A perda de activos do banco, não são apenas resultado da queda dos depósitos dos clientes devido à crise, mas essencialmente ao facto de as habitações serem avaliadas abaixo do valor inicial, entre outros.

O presente trabalho está organizado da seguinte forma: no Capítulo II será dedicado à Revisão da Literatura; no Capítulo III Metodologia e Amostra; Capítulo IV Análise de Resultados; Capítulo V serão apresentadas as conclusões e perspectivas para novas investigações.

<sup>1</sup> <http://www.tsf.pt> - Publicação de 15 de Setembro de 2008





## 2. REVISÃO DA LITERATURA

A falência das Instituições Financeiras é um acontecimento que provoca danos elevados nos negócios e nos seus colaboradores. A gestão necessita de um instrumento para controlar e analisar o desempenho das Instituições Financeiras, por forma a poder criar técnicas que prevejam com antecipação as crises financeiras. Deste modo, é necessário criar técnicas de previsão<sup>2</sup> que antecipadamente detectem a existência de dificuldades financeiras ou mesmo de gestão.

Vários historiadores contribuíram ao longo do tempo para o estudo dos modelos de falência, tendo até hoje sido dada maior relevância à falência do sector industrial e empresarial.

Em Portugal temos o caso de vários historiadores que se dedicaram ao estudo da falência empresarial, durante os anos de 98 e 99 - *Morgado, Martinho e Rodrigues*.

Ao nível internacional, várias investigações foram efectuadas, sobre a previsão de falência das empresas, tendo *Beaver* (1966) e *Altman* (1968) sido os pioneiros.

A falência é a imperícia de uma empresa cumprir todos os seus compromissos financeiros no seu vencimento. A análise da falência segundo *Beaver* é feita utilizando a análise univariada, ou seja, um estudo isolado de vários rácios financeiros. Modelo sem sucesso, pelo facto de os indicadores contabilísticos serem analisados separadamente, o que faz com que os resultados não apresentem a mesma capacidade de prever a falência e não falência das empresas.

---

<sup>2</sup> Na dissertação entendemos por previsão a capacidade de identificar um acontecimento antes da sua ocorrência.



---

Novas técnicas foram aplicadas por *Altman* (1968) e *Ohlson* (1980), para estes autores, uma empresa é considerada falida quando estas estão juridicamente dadas com falidas. *Edward I. Altman*, foi um dos seguidores de *Fisher* (1936) na aplicação da análise discriminante, a combinação linear de cinco rácios, um factor que contribuiu positivamente para a discriminação de empresas falidas e não falidas.

Tal como *Beaver* e posteriormente *Clark* e *Weinstein*, (1983) usaram as variações dos preços das acções como um indicador que prevê a falência pelo menos antes desta acontecer.

A literatura utiliza várias expressões para definir situações de dificuldades em fazer face ao serviço da dívida - Falência, Bancarrota, Insolvência, Incumprimento -, que *Altman* (1993) intitulou como falência, expressões que são normalmente utilizadas para definir a mesma coisa, mas contudo têm significados distintos.

*Philosophov*, *Batten* e *Philosophov* (2005) empregam regras de previsão do tipo *Bayesian* para explicarem vários períodos de falência das empresas no Norte da América. Para eles, o uso do vencimento da dívida de longo prazo de uma empresa, combinando com outros factores contabilísticos, aumenta significativamente a probabilidade de previsão de falência, principalmente se forem utilizados períodos diferentes de tempo.

Podemos constatar que existem várias fases importantes no desenvolvimento de medidas de falência financeira: Análise de *Altman*, de *Beaver*, *Logit*, *Probit* e *Gompit*.

Outras abordagens têm sido utilizadas, como por exemplo, realçamos o modelo de *Wilcox*, que é baseado na teoria dos jogos e nos modelos que utilizam as redes neuronais.

Face à importância do sector bancário na economia, existe uma preocupação superior das entidades reguladoras do sistema bancária na previsão da falência. Ao longo dos últimos anos, tem sido dada muita atenção à saúde financeira das instituições



financeiras, pois no caso de uma potencial crise sistemática os custos serão avultados, bem como elevado número de partes envolvidas.

Ao longo de mais 40 de anos, foram vários os seguidores de *Beaver* e *Altman*, criando e investigando novos modelos de previsão de falência<sup>3</sup>.

## 2.1. MODELOS DE ANÁLISE DE FALÊNCIA EMPRESARIAL

### 2.1.1. ANÁLISE UNIVARIADA

O modelo de previsão de falência tem uma história relativamente longa na literatura financeira. Conforme já mencionamos, um dos estudos pioneiros conhecido que analisa rácios por forma a identificar falências foi o de *Beaver* (1966), que realizou uma análise univariada, investigando separadamente vários rácios financeiros e o valor a partir do qual se poderá considerar que estamos perante uma situação de crise. Contudo, verificou-se que a análise inicial de *Breave*, não permitia estudar a relação existente em cada rácio separadamente. Deste modo, face a esta interdependência, foi importante a passagem da análise unidimensional para a análise multidimensional.

---

<sup>3</sup> Os modelos mais usados por bancos ou organizações de poupança e empréstimos para a previsão de falência são: *Meyer and Pifer (1970); Sinkey (1975); Hanweck (1977); Martin (1977); Santomero and Vinso (1977); Pettway and Sinkey (1980); Rose and Kolari (1985); Lane et al. (1986); Pantalone and Platt (1987, 1987); Bell et al. (1990); Espahbodi (1991); Tam (1991); Salchenberger et al. (1992); Tam and Kiang (1992); Martin-deI-Brio and Serrano-Cinca (1995); Henebry (1996); Alam et al. (2000)*.

*Temos ainda um segundo tipo de modelos que estão focados para a falência das empresas industriais: ((Altman, 1968); (Taffler, 1974, 1977); (Diamond, 1976); (Tisshaw, 1976); (Mensah, 1983); (Appetiti, 1984); (Zavgren, 1985); (Suominen, 1988); (Theodossiou, 1991); (Arkaradejdachachai, 1993); (Tsukuda and Baba, 1994); (Alici, 1996); (Sung et al., 1999); (Zhang et al., 1999); (Grover, 2003))*



*Beaver* utilizou para a sua análise seis indicadores financeiros: Cash-flow/ Passivo; Passivo / Activo; Fundo de Maneio /Activo; Resultado Líquido / Activo; Activo Circulante / Passivo Circulante (Liquidez Geral); “*No-credit interval*”. Este estudo baseia-se numa amostra 158 empresas nos Estados Unidos no período de 1954-1964. Estes dados foram comparados com 79 empresas falidas e 79 não falidas, inicialmente com 30 rácios e posteriormente apenas ficou com os seis rácios mais significativos, já mencionados.

Para testar o modelo, desenvolve para cada indicador e ano, um algoritmo com a solução óptima – Teste de classificação dicotómica.

*Beaver* chegou aos seguintes resultados:

Observado	Previsto	
	Falência	Não Falência
Falência	43%	7%
Não Falência	2%	48%

Os resultados conseguidos foram muito próximos do esperado, pois conclui-se que as empresas que entraram em situação de falência estavam mais endividadas do que as outras.

### 2.1.2. ANÁLISE MULTIVARIADA

*Edward I. Altman* (1968), professor de finanças na *New York University School of Business*, que foi considerado por muitos autores o “pai” do modelo de previsão de falências. A ideia inicial proposta por *Altman*, era que as empresas com uma determinada estrutura financeira têm mais probabilidade de entrarem em falência nos anos seguintes, do que as empresas com características opostas. *Altman* utilizou a análise discriminante multivariada para criar uma combinação linear de cinco rácios principais capaz de discriminar entre empresas falidas e não falidas com uma percentagem elevada de eficácia nos dois anos anteriores à falência. Actualmente, a



análise discriminante, é mais conhecida como *Z-Score*, desenvolvida nos finais dos anos 60, e que é o método mais utilizado, que combina variáveis de rentabilidade e risco.

Uma das principais vantagens, senão a mais importante, deste modelo é que através da utilização de rácios económico-financeiros, os resultados obtidos apresentam uma informação mais verdadeira sobre a situação líquida de uma instituição, contudo poderá haver alguns desvios da realidade pois por vezes as declarações financeiras podem não espelhar com toda a veracidade a situação económico-financeira das instituições.

O modelo de *Altman* era composto por 66 empresas dos Estados Unidos, divididas em dois grupos iguais, 33 solventes e 33 insolventes. As insolventes eram compostas por 33 empresas do sector industrial que haviam pedido falência durante o período de 1946-1965. As empresas solventes tinham características similares às falidas, no que se refere ao sector, tamanho e anos da amostra.

Para a construção do modelo, utilizou 22 variáveis, a partir das quais seleccionou as que apresentaram resultados mais relevantes para a composição do modelo. Os rácios de *Altman* estão organizados em cinco grupos: Liquidez; Rendibilidade; Endividamento; Solvabilidade; Eficiência.

A função discriminante final de *Altman* (1968) foi<sup>4</sup>:

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

---

<sup>4</sup> Z= Score discriminante

X1=Fundo de maneio /Total do Activo

X2=Resultados líquidos retidos /Total do Activo

X3=Resultados antes de Juros e Impostos (EBIT) /Total do Activo

X4= Valor de mercado / Total do Passivo

X5= Vendas / Total do Activo



---

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,0999X_5$$

Em que:

- $Z > 2.99$  Zona “Segura” – Empresas não falidas
- $1.8 < Z < 2.99$  Zona “cinzenta” - Incerteza
- $Z < 1.80$  Zona de Perigo – Empresas falidas

O êxito de *Altman* foi prever a ocorrência de falência em 95% das empresas, um ano antes da ocorrência efectiva, sendo que a variável mais significativa, que mais contribuiu para o sucesso do modelo, foi a  $X_3$ .

Na década de 70, *Altman*, *Haldeman* e *Narayanan* (1977), desenvolveram um novo modelo ao qual chamaram Zeta, por forma a melhorar o modelo Z-Score original. Com uma amostra mais recente de 111 empresas, em que 53 são insolventes e 58 solventes, tendo seleccionado 7 variáveis em 27, os autores alcançaram melhores resultados principalmente na série de dois a cinco anos antes da falência.

Este novo modelo, passou a ser um marco importante na literatura sobre previsão de falência empresarial, continuando ainda hoje a ser utilizado nos estudos efectuados.

Até ao início da década de 80, vários autores utilizaram, nos seus múltiplos estudos, a análise discriminante múltipla. Contudo, alguns problemas inerentes a esta técnica econométrica, como por exemplo a afectação da distribuição normal, levaram à necessidade de novas pesquisas utilizando metodologias similares.

*Ohlson's* (1980) implementou uma nova técnica econométrica alternativa à análise discriminante, a análise da regressão logística (modelo *logit*), utilizando uma amostra com uma dimensão mais significativa (duas mil empresas). Quatro factores probabilísticos são considerados importantes na previsão da falência: dimensão da empresa; medida da estrutura financeira; medida do desempenho; medida da liquidez. A grande vantagem desta nova técnica econométrica é que não impõe a distribuição



normal para as variáveis independentes, nem que as variáveis sejam qualitativas ou métricas. Na sua investigação, obteve 9 variáveis independentes, 2 variáveis qualitativas e 7 rácios financeiros, que aplicou numa amostra desproporcional 2163 empresas - 2058 não falidas e 105 falidas, durante o período de 1970 a 1976. Foram elaborados 3 modelos para previsão de insolvência – 1 ano; 2 anos e entre 1 e 2 anos. Apesar de todos estes testes, a análise efectuada por *Ohlson's*, foi considerada inferior à análise discriminante multivariada utilizada anteriormente.

Outros autores, ao longo de vários anos, têm vindo a utilizar a técnica econométrica – *Logit* - seguida por *Ohlson's*, para estudar a previsão de falência de empresas: (Zavgren 1983; Gentry et al., 1985; Keasey e Watson, 1987; Aziz et al., 1988; Platt e Platt, 1990; Cramer (1991); Ooghe et al., 1995; Mossman et al., 1998; Charitou e Trigeorgis, 2002; Lizal, 2002; Becchetti e Sierra, 2002).

Zmijewski (1984) tornou-se pioneiro na utilização do modelo *probit* como uma técnica de análise econométrica de previsão de falência. Este modelo na estimação da probabilidade de falência é muito similar ao *logit*, tendo ao longo dos anos sido debatido se a implementação deste modelo trouxe benefícios em relação ao *logit*, face à proximidade entre os dois (Ooghe e Balcaen, 2004). Contudo, há diferenças entre eles que convém salientar. O modelo *logit*, considera que a probabilidade de falência (acumulada) segue uma distribuição logística (função logística), enquanto que o *probit* assume que a probabilidade de falência segue uma função densidade de probabilidade que está interligada com distribuição normal. O modelo *logit* é mais utilizado do que o *probit* no estudo das falências empresariais. Normalmente são utilizadas duas condições nestes modelos: 1 – quando estamos perante a existência de um acontecimento (Empresas Falidas) e 0 - ausência desse acontecimento (Empresas não falidas). (Estes dois modelos irão ser mais explorados no capítulo seguinte.



---

## **2.2.BREVE HISTÓRIA DA FALÊNCIA BANCÁRIA NOS EUA<sup>5</sup>**

Os Estados Unidos tiveram que lidar com várias crises bancárias durante vários anos: 1819, 1837, 1873, 1907, a grande depressão, a crise de poupança e de empréstimo dos anos 80 e 90, a crise financeira de 2007-2009.

Iremos focar o nosso estudo no período desde a grande depressão até aos dias de hoje.

Durante a década de 1920, os Estados Unidos tiveram um rápido crescimento dos seus mercados de acções. O cidadão comum, acreditando que a bolsa de valores se iria manter em alta, começou a vender as suas casas para comprar acções, pois considerava que era um negócio fácil e seguro.

Contudo, em meado de 1929, a economia começa a demonstrar sinais de fragilidades.

A grande depressão começou oficialmente com a crise de 1929, foi uma depressão económica que teve início em 1929 e terminou apenas com a segunda guerra mundial (1930), tendo sido considerada a pior e mais longa recessão económica do século XX.

Durante este período, deu-se um aumento da taxa de desemprego, de empresas endividadas, grandes quedas do produto interno bruto de vários países, bem como na produção industrial e nos preços de acções, que diminuíram, provocando a queda da Bolsa de Valores de Nova Iorque.

A queda da bolsa fez com que os bancos e investidores perdessem somas avultadas de dinheiro. A situação financeira dos bancos agravou-se pelo facto de terem emprestado aos fazendeiros grandes somas de dinheiro, que com a crise deixaram de poder cumprir,

---

<sup>5</sup> Fonte:

<http://pt.wikipedia.org>; e

Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC)





---

entrando em incumprimento com o banco. Cria-se também um medo da população que teme a falência dos mesmos, “correm” para os bancos para levantar os seus fundos, o que originou a falência de várias instituições financeiras. Durante os primeiros 10 meses de 1930 faliram 744 bancos americanos, só nos últimos 2 meses do ano faliram mais de 600 bancos. Milhares de bancos faliram durante o período da grande depressão, um índice incalculável.

Em 1993 foi criado o *Federal Deposit Insurance Corporation* (FDIC) pela lei *Glass-Steagall*, que tinha como objectivo criar um seguro de depósito para garantir os depósitos em bancos membros, até uma determinada quantia (actualmente encontra-se nos \$250.000 por depósito em cada banco).

Desde a constituição do FDIC, o ano com um número mais elevado de falências foi 1989, com 534 bancos falidos, estávamos no auge da crise de crédito nos Estados Unidos, tendo nesse ano sido criado a *Resolution Trust Corporation*<sup>6</sup>.

Os anos em que não se deram falências nos Estados Unidos foram 2005 e 2007, tendo as mesmas disparado durante a crise financeira de 2008.

---

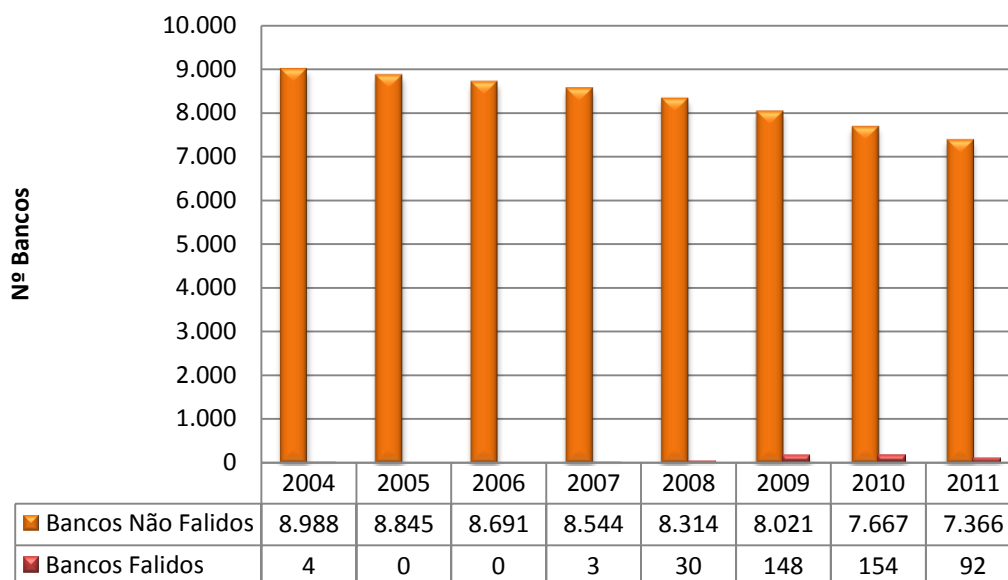
<sup>6</sup> A *Resolution Trust Corporation* agência temporária foi criada em 1989 com o objectivo de supervisionar a alienação de bens de poupança e empréstimos falhados no sector bancário.



### 3. METODOLOGIA E AMOSTRA

#### 3.1. CARACTERIZAÇÃO DA BASE DE DADOS

A base de dados utilizada neste trabalho, conforme já foi referido anteriormente, foi recolhida através do site *Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC)*<sup>7</sup>, através das demonstrações financeiras dos bancos dos Estados Unidos, no período de 2005 a 2012.



*Figura 1: Discriminação dos dados*

Um dos trabalhos mais importante neste tipo de investigação, é a composição da amostra. Necessitamos de procurar e recolher os dados por forma que, através das variáveis escolhidas, caso seja necessário diminuir a amostra, retirar os dados menos relevantes para o estudo. Contudo, neste trabalho optamos por não reduzir os dados da amostra, pois qualquer alteração que fosse efectuada piorava o modelo, e não nos permitiu definir as variáveis mais relevantes. Foram incluídos os dados dos bancos falidos e não falidos dos diversos anos em estudo, para através da utilização de alguns

<sup>7</sup> <http://www.fdic.gov/>



rácios financeiros tentar prever a falência dos bancos nos dois anos anteriores à sua ocorrência. Deste modo, construímos um modelo por cada ano antes dos bancos entrarem em situação de falência.

Com base nas demonstrações financeiras das instituições financeiras dos EUA, foram calculados os rácios económico-financeiros. Na nossa investigação, inicialmente tínhamos aproximadamente 100 variáveis independentes<sup>8</sup>, que após uma análise exaustiva, ficamos com as 6 mais significativas.

No diagrama infra, temos um exemplo da forma como trabalhamos os nossos dados para empresas falidas no ano de 2011.



*Diagrama 1: Distância Temporal da Previsão de Falência Bancária 2011*

Na análise da falência bancária, pegamos nas empresas dadas como falidas nos anos de 2011<sup>9</sup> e comparamos a sua situação financeira com as empresas não falidas. Este estudo foi efectuado num período temporal de 2 anos, ou seja, começamos por ver se, utilizando dados do ano 2010, era possível nesse ano prever que as empresas que faliram em 2011 se encontravam financeiramente em falência. O mesmo foi efectuado com os dados do ano 2009. Raciocínio idêntico se repetiu para os outros anos de falência (2004 a 2012)

<sup>8</sup> Rácios Económico - Financeiros

<sup>9</sup> Informação disponível no site do FDIC

---

Foram elaborados 2 modelos para previsão de falência – 1 e 2 anos – por cada ano de falência, isto é, um total de 18 modelos.

Com os dados organizados e as variáveis definidas, estudamos os efeitos dos rácios utilizando, a média, mediana, máximos e mínimos, desvio padrão, curtoses e assimetria. Estes valores que podem ser opostos poderão influenciar a estimativa dos coeficientes e deste modo poderá afectar a qualidade do modelo.

### **3.2. METODOLOGIA**

Por metodologia, entende-se o estudo do método ou as fases seguintes num determinado processo, cujo objectivo é analisar e captar características dos vários métodos, avaliar as suas capacidades, limitações ou distorções, entre outras. Trata-se de uma explicação minuciosa, exacta, rigorosa e detalhada, desenvolvida no método de pesquisa de um projecto.

#### **SELECÇÃO DAS VARIÁVEIS**

A variável dependente será a falência bancária. Poderemos detectar a falência bancária através dos seus balanços e demonstrações de resultados. As variáveis explicativas, serão os rácios económico-financeiros, isto é, variáveis independentes exógenas à variável dependente. A utilização destes rácios poderão explicar o que são mais significativos para explicar a falência ou a probabilidade de esta vir a ocorrer.

Após alguma pesquisa à literatura existente, foram encontrados poucos estudos relacionados com a falência bancária. A nossa escolha dos rácios foi efectuada atendendo aos 5 factores utilizados por *Altman* - Liquidez; Rendibilidade; Endividamento; Solvabilidade; Eficiência. Utilizamos o programa Eviews para efectuarmos os testes estatísticos multivariados – Regressão *logit* e *probit* – e



selecionamos os rácios mais significativos, na amostra recolhida, dos bancos falidos e dos que se encontram em boa saúde financeira.

Realizamos diversos testes, utilizando os diversos rácios escolhidos (nomeadamente matriz de correlação), tendo como base todos os dados adquiridos, sem ou com *outliers*.

#### Definição das Variáveis

Rácio de Liquidez	$R_{Liq}:$	$\frac{Average\ Assets}{Average\ equity}$
Rácio de Cobertura	$R_{Cob}:$	$\frac{Net\ income}{Additional\ noninterest\ expense}$
Rácio de Eficiência	$R_{Efic}:$	<i>Efficiency ratio</i>
Rácio de Endividamento	$R_{Endiv}:$	$\frac{Total\ Liabilities}{Total\ Assets}$
Rácio de Rentabilidade	$R_{Rent}:$	<i>Return on Equity</i>
Rentabilidade do Activo	$ROA:$	<i>Return on assets</i>

As nossas variáveis *Dummy* (dependentes) foram definidas da seguinte forma:

- 1 – Existência de bancos falidos;
- 0 – Existência de bancos não falidos



## 4. ANÁLISE DE RESULTADOS

Este capítulo tem por finalidade apresentar os resultados dos trabalhos que incidiram sobre o tema em análise. Através da utilização das técnicas econométricas anteriormente explanadas, ir-se-á demonstrar os principais resultados que foram obtidos para prever a ocorrência de falência, utilizando a análise univariada e análise multivariada. No primeiro subcapítulo iremos estudar isoladamente e de forma descritiva algumas variáveis em análise e observar o seu comportamento ao longo dos anos. No segundo subcapítulo será estimado o modelo *Logit* e *Probit*, utilizando um conjunto de variáveis, na tentativa de explicar/prever a falência dos bancos nos EUA.

### 4.1. RESULTADOS DA ANÁLISE UNIVARIADA

O presente subcapítulo tem como finalidade estudar isoladamente e de forma descritiva cada variável em análise, por forma a podermos observar o seu comportamento ao longo dos vários anos. Para cada variável estudada calculamos as seguintes medidas de dispersão: média, desvio padrão, assimetria e curtose

Atendendo aos resultados constantes na tabela seguinte (1) podemos observar os resultados referentes às medidas de dispersão para cada uma das variáveis em estudo.

Vamos dar maior relevância à variável *ROA* – Rentabilidade do Activo<sup>10</sup> – que é considerado um dos rácios mais importantes na análise de balanços, pois através da sua utilização é possível descobrir o desempenho global de uma entidade, isto é, podemos ver o potencial de um banco gerar lucro em relação ao seu activo total.

$$ROA = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Activo Total}}$$

---

<sup>10</sup> Brandão, Elísio. "*Finanças*". 5<sup>th</sup> edição, 2008



No que respeita ao rácio *ROA* os resultados obtidos correspondem aos valores previstos, valores baixos e até mesmo negativos nos cinco anos. Ao analisarmos as medidas de tendência central é evidente a divergência entre os valores da média ao longo dos anos. Em 2008 os valores médios são inferiores, mesmo negativos (-0,023), o que comprova que a crise económico-financeira mundial de 2008, provocou alterações na estrutura das Instituições Financeiras. Ao longo dos anos tem havido uma menor variabilidade dos dados, o que demonstra que há uma maior aproximação dos valores dos bancos, sendo 2010 o ano em que a dispersão é menor (2,85).

No que respeita ao coeficiente de achatamento, este apresenta uma distribuição *leptocúrtica*<sup>11</sup> - “*Distribuição de Cauda Pesada*”, isto é, indica-nos que há valores da amostra que se encontram muito afastados da média, em relação a outros valores.

No que concerne aos restantes rácios, estes demonstram um comportamento idêntico, sendo o rácio de eficiência o que demonstra uma maior variabilidade dos dados em torno da média, sendo de 801,32 em 2008, começando a diminuir significativamente nos anos subsequentes atingindo mesmo o montante de 67,38. Ao nível do achatamento, é o rácio que apresenta maior afastamento da média - distribuição *leptocúrtica*.

Em suma, de acordo com os resultados apurados, podemos concluir que a crise económico-financeira em 2008, foi um acontecimento que teve um impacto negativo na estrutura financeira dos bancos. Observamos um significativo distanciamento dos valores em torno da média ao longo dos anos, o que denota uma maior aproximação dos valores das Instituições Financeiras.

---

<sup>11</sup> Se o valor é  $> 0$  (ou  $> 3$ ), então a distribuição em questão é mais alta (afunilada) e concentrada que a distribuição normal. Diz-se desta função probabilidade que é leptocúrtica, ou que a distribuição tem *caudas pesadas* (o significado é que é relativamente fácil obter valores que se afastam da média a vários múltiplos do desvio padrão). (Fonte: <http://pt.wikipedia.org/wiki/Curtose> )



*Tabela 1: Medidas de Tendência Central*

Anos	Tendência Central					Medida de Dispersão					Medida de Assimetria					Medidas de Curtose				
	Média					Desvio Padrão					Assimetria					Curtose				
	2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011
<b><math>R_{Cob}</math></b>	1,17	0,59	0,29	0,58	1,17	3,14	2,72	3,27	2,53	30,96	40,30	25,61	51,09	29,04	85,41	2.199,41	1.278,66	3.680,97	1.512,63	7.314,66
<b><math>R_{Efic}</math></b>	79,82	92,46	88,05	82,81	76,45	103,26	801,32	357,20	448,79	67,38	28,11	88,77	76,79	84,59	11,91	1.168,09	8.010,95	6.432,66	7.313,57	984,97
<b><math>R_{Liq}</math></b>	9,48	9,97	9,98	10,07	10,26	3,054	3,12	5,77	3,54	20,17	-0,25	1,09	-41,06	1,86	80,88	4,38	28,75	2.970,95	38,68	6.798,32
<b><math>R_{Rent}</math></b>	8,00	2,45	-1,27	1,27	1,978	12,57	19,92	45,89	25,55	155,49	7,15	-0,35	45,87	1,07	-83,30	302,46	215,15	3.425,93	206,43	7.075,05
<b><math>R_{Endiv}</math></b>	0,87	0,88	0,89	0,89	0,89	0,10	0,078	0,07	0,07	0,06	-5,19	-6,00	-7,00	-7,53	-7,70	35,67	51,91	72,10	80,90	88,51
<b><math>ROA</math></b>	0,81	0,24	-0,023	0,34	0,62	4,13	3,79	3,12	2,85	3,03	45,22	29,26	23,00	29,50	51,87	2.727,93	1.489,26	1.362,24	1.765,87	3.685,61



## 4.2. RESULTADOS DA ANÁLISE MULTIVARIADA

A análise multivariada “*refere-se a todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada individuo ou objecto sob investigação*”<sup>12</sup>.

Neste subcapítulo iremos analisar em simultâneo várias variáveis, por forma a construirmos modelos que consigam prever, utilizando rácios económico-financeiros, a falência bancária nos Estados Unidos ao longo destes últimos anos. Nas secções seguintes iremos: primeiro, apresentar os modelos estimados, para cada ano em estudo utilizando o modelo estatístico *logit*; de seguida, através da utilização da análise *probit*, apresentamos os modelos obtidos e explanamos o seu significado.

Para tal iremos pressupor três níveis de significância, que poderão tornar o modelo fiável: 1%, 5% e 10%.

### 4.2.1. MODELO LOGIT

O modelo de Regressão Logística (*Logit*), é um dos modelos mais utilizado, pelo facto de não normalizar a curva de distribuição e a característica dicotômica da variável dependente ( $Y=0$  ou  $Y=1$ ) desejada. Segundo (Hair, et al. 1998), “*é uma técnica estatística apropriada quando a variável dependente é categórica (nominal ou não métrica) e as variáveis independentes são métricas*”. O mesmo autor afirma ainda que, “*... a regressão logística prevê directamente a probabilidade de um evento ocorrer*”<sup>13</sup>.

Nesta secção iremos ilustrar e discutir os resultados obtidos, na construção do modelo *logit* nos anos de falência em estudo.

---

<sup>12</sup> (Hair, et al. 1998)

<sup>13</sup> Hair, Joseph F.; Tatham, Ronald L.; Anderson, Rolph E.; Black, William (1998), “Multivariate Data Analysis”, *Pearson-Hal INC*, 5<sup>th</sup> Edition



## BANCOS FALIDOS 2009

Com a ajuda do programa *evIEWS* 7, usamos o modelo de regressão linear binário, por forma a definirmos um modelo que minimize o número de variáveis e que maximize o rigor do modelo.

Um aspecto importante é definir qual o ponto de corte.

Em primeiro lugar, estimamos o modelo utilizando a base de dados disponível no FDIC, e observamos se os dados económico-financeiros de 2 anos e 1 ano (2007 e 2008) das instituições financeiras cuja falência ocorreu em 2009, nos permitem prever antecipadamente a existência de risco de falência.

O modelo que irá ser testado terá como base a seguinte expressão:

$$\hat{Z}_i = \beta_1 + \beta_2 R_{Cob} + \beta_3 R_{Efic} + \beta_4 R_{Liq} + \beta_5 R_{Rent} + \beta_6 R_{Endiv} + \beta_7 R_{ROA} \quad (4.1)$$

## ANO DE 2007 PARA FALIDAS 2009

Deste modo obtivemos no ano de 2007, a seguinte função logística<sup>14</sup>:

$$\begin{aligned} \hat{Z} = & -2,968839 - 0,022178 R_{Cob} - 0,0000176 R_{Efic} + 0,037542 R_{Liq} - 0,009577 R_{Rent} \\ & - 1,492207 R_{Endiv} + 0,007363 R_{ROA} \end{aligned} \quad (4.2)$$

A amostra inicial era de 8.544 bancos, contudo o *evIEWS* eliminou os bancos que apresentavam valores incoerentes ou ilógicos, reduzindo a amostra inicial para 8.205 observações, das quais 8.058 são bancos activos e 147 bancos cuja falência ocorreu em 2009.

<sup>14</sup> Método *Robust Covariances* – *Huber/White*

O modelo (4.2) apresentado foi estimado utilizando todas as variáveis em estudo, tendo-se concluído que, para um nível de significância de 10%, apenas a variável  $R_{Endiv}$ , apresenta alguma relevância no estudo do modelo, pelo que optamos por retirar as variáveis menos significativas – Método *stepwise-backward*<sup>15</sup>.

Desse modo obtivemos o seguinte modelo:

$$\hat{Z}_{2007} = -2,956508 + 0,038663R_{Liq} - 0,010276R_{Rent} - 1,535390R_{Endiv} \quad (4.3)$$

Sendo a probabilidade de falência bancária dada pela seguinte expressão:

$$P_{(Falência Bancária)} = \frac{1}{1 + e^{-(\hat{Z}_{2007})}} \quad (4.4)$$

Ou seja,

$$P_{(Falência Bancária)} = \frac{1}{1 + e^{-(-2,956508 + 0,038663R_{Liq} - 0,010276R_{Rent} - 1,535390R_{Endiv})}} \quad (4.5)$$

A partir da avaliação dos efeitos estimados, retiramos 3 variáveis independentes para melhor análise. Esta análise é feita tendo em atenção a intercepção dos seus coeficientes e qual o sentido da sua influência - negativos ou positivos - de uma variável independente na variável dependente. No nosso caso, o coeficiente  $R_{Rent}$  e  $R_{Endiv}$  apresentam uma influência negativa na variável dependente, isto é, um aumento do rácio de rentabilidade e do endividamento de uma instituição financeira, provoca uma diminuição da probabilidade de ocorrer falência. Este efeito negativo nas variáveis independentes -  $R_{Rent}$  e  $R_{Endiv}$  - é significativo para um nível de significância observado de 10%.

<sup>15</sup> No procedimento *stepwise-backward*, as variáveis são sequencialmente removidas a partir de um modelo completo.



*Tabela 2: Estimativa da Equação (2007)*

Variáveis Independentes	Coef.	Sig.	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Kurtose
$R_{Liq}$	0,0387	0,2813	9,4830	9,7980	39,728	1,0128	3,0541	4,3756
$R_{Rent}$	-0,0103	0,0981***	7,9996	8,3065	459,240	-159,98	12,572	302,457
$R_{Endiv}$	-1,5354	0,0753***	0,8729	0,8929	0,9888	0,0036	0,0963	35,7331

Nota: \*\*\* Os coeficientes estimados são estimativamente significativos a um nível de significância de 10%

Apesar de a variável  $R_{Liq}$  apresentar um nível de significância superior a 10%, no conjunto esta torna-se importante para a definição do modelo.

Uma outra condição importante para a análise dos dados é a correlação existente entre as variáveis independentes.

*Tabela 3: Matriz Correlação (2007)*

Variáveis Independentes	$R_{Cob}$	$R_{Efic}$	$R_{Liq}$	$R_{Rent}$	$R_{Endiv}$	$ROA$
$R_{Cob}$	1.000000					
$R_{Efic}$	-0.158667	1.000000				
$R_{Liq}$	0.039546	-0.221748	1.000000			
$R_{Rent}$	0.598895	-0.248830	0.191982	1.000000		
$R_{Endiv}$	0.036043	-0.392679	0.710026	0.129226	1.000000	
$ROA$	0.567519	-0.195627	0.027935	0.737487	-0.015560	1.000000

*Multicolinearidade*<sup>16</sup> a sua existência poderá ser um factor que demonstra a presença de problemas na estimação do modelo. Isto é, poderá significar que duas variáveis medem aproximadamente o mesmo fenómeno.

Analisando a matriz de correlação, concluímos que há uma forte correlação entre as variáveis:  $R_{Cob}$  com  $R_{Rent}$  e  $ROA$ ;  $R_{Liq}$  com  $R_{Endiv}$ ;  $R_{Rent}$  com  $ROA$

<sup>16</sup> *Multicolinearidade* é um problema comum em regressões, onde as variáveis independentes possuem relações lineares exactas ou aproximadamente exactas



No nosso estudo foram retiradas as variáveis cuja capacidade de explicar o modelo era reduzida ou mesmo nula.

#### ANO DE 2008 PARA FALIDAS 2009

O mesmo estudo foi efectuado com os dados de 2008<sup>17</sup>

Modelo logístico para 2008:

$$\begin{aligned}\hat{Z}_{2008} = & -5,577676 - 0,043533R_{Cob} - 0,001462R_{Efic} + 0,028732R_{Liq} - 0,006548R_{Rent} \\ & - 2,232251R_{Endiv} + 0,049333R_{ROA}\end{aligned}\quad (4.6)$$

A amostra inicial era de 8.314 observações, tendo sido reduzida para 8.297, isto é, 8.149 bancos activos e 149 bancos cuja falência ocorreu em 2009.

O modelo (4.6) encontrado é constituído por variáveis consideradas relevantes para o estudo da previsão de falência. Os rácios  $R_{Efic}$  e  $R_{Rent}$  apresentam um nível de significância abaixo dos 10%, contudo, tentamos obter um modelo mais eficaz, para tal excluimos as variáveis cuja significância é inferior, e obtivemos o seguinte modelo:

$$\hat{Z}_{2008} = -3,844208 - 0,002037R_{Efic} - 0,007813R_{Rent} - 0,069087R_{ROA}\quad (4.7)$$

Por forma a conseguirmos obter um modelo mais eficiente (4.7), foram retiradas as variáveis independentes:  $R_{Cob}$ ,  $R_{Liq}$ , e  $R_{Endiv}$ .

A probabilidade de falência é dada pela seguinte expressão:

$$P_{(Falência Bancária)} = \frac{1}{1 + e^{-(\hat{Z}_{2008})}}\quad (4.8)$$

<sup>17</sup> Método *Robust Covariances* – Huber/White



Isto é,

$$P_{(Falência Bancária)} = \frac{1}{1 + e^{-(3,844208 - 0,002037R_{Efic} - 0,007813R_{Rent} - 0,069087ROA)}} \quad (4.9)$$

**Tabela 4:** Estimativa da Equação (2008)

Variáveis Independentes	Coef.	Sig.	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Kurtose
$R_{Efic}$	-0,0021	0,0075*	92,4610	70,9416	72.439,26	-366,67	801,305	8.010,95
$R_{Rent}$	-0,0078	0,0112**	2,4519	5,5220	656,829	-500,65	19,9224	215,15
$ROA$	-0,0691	0,0190**	0,2401	656,8229	207,0973	-46,046	3,79246	1.489,26

**Nota:** \* e \*\* Os coeficientes estimados são estimativamente significativos a um nível de significância de 1% e 5%, respectivamente

Conforme podemos ver através da tabela 4 o modelo consegue prever a falência bancária para níveis de significância abaixo dos 5%, pelo que numa primeira análise conseguimos acautelar a falência das instituições financeiras.

**Tabela 5:** Matriz Correlação (2008)

Variáveis Independentes	$R_{Cob}$	$R_{Efic}$	$R_{Liq}$	$R_{Rent}$	$R_{Endiv}$	$ROA$
$R_{Cob}$	1.000000					
$R_{Efic}$	-0.035240	1.000000				
$R_{Liq}$	-0.005951	-0.027731	1.000000			
$R_{Rent}$	0.515709	-0.096360	-0.072883	1.000000		
$R_{Endiv}$	-0.047044	-0.034742	0.673666	-0.050116	1.000000	
$ROA$	0.486348	-0.077233	0.011023	0.699252	-0.089678	1.000000

Analisando a matriz de correlação, concluímos que há uma forte correlação entre as variáveis:  $R_{Cob}$  com  $R_{Rent}$  e  $ROA$ ;  $R_{Liq}$  com  $R_{Endiv}$ ;  $R_{Rent}$  com  $ROA$ . Apesar de haver uma correlação acima dos 50% entre as variáveis  $R_{Rent}$  com  $ROA$  as mesmas não foram excluídas na criação do modelo final, pois juntamente com a variável  $R_{Efic}$  tornam o modelo mais eficiente.



---

Face aos resultados obtidos, podemos concluir que de acordo com o esperado, conseguimos prever com maior eficácia a falência bancária 1 ano antes de ocorrer, sendo cada vez mais difícil a sua previsão consoante nos vamos distanciando do acontecimento.

A tabela seguinte descreve-nos ao pormenor, os resultados obtidos após a estimação do modelo inicial.

*Tabela 6: Modelos finais da Regressão Logística*

	Falência 2007		Falência 2008		Falência 2009		Falência 2010		Falência 2011		Falência 2012	
	2005	2006	2006	20 c07	2007	2008	2008	2009	2009	2010	2010	2011
<b>C</b>	-10,85860 (0,0000)*** (-9,199109)	-46,19589 (0,0000)*** (-13,54772)	-4,877266 (0,0000)*** (-8,545182)	-4,533721 (0,0000)*** (-8,224029)	-2,956508 (0,0000)*** (-5,155167)	-3,844208 (0,0000)*** (-37,43459)	-3,889701 (0,0000)*** (-47,04381)	-3,944891 (0,0000)*** (-47,53968)	-74,18952 (0,0000)*** (-8,044674)	-135,7271 (0,0000)*** (-10,44133)	-8,627024 (0,0200)** (-2,326035)	-5,233058 (0,0000)*** (-29,07124)
<b>R<sub>Cob</sub></b>	-0,278135 (0,0000)*** (-7,125169)	-0,497706 (0,0000)*** (-4,703157)		-0,074193 (0,5416) (-0,610353)			-0,053499 (0,2355) (-1,186266)	-0,079470 (0,0368)** (-2,087458)	-0,389396 (0,0000)*** -5,633473			-0,210527 (0,0397)** (-2,056490)
<b>R<sub>Efic</sub></b>	-0,004375 (0,4151) (-0,814887)	-0,025448 (0,1542) (-1,424945)		-0,000982 (0,5456) (-0,604303)		-0,002037 (0,0075)*** (-2,674255)			0,001296 (0,0000)*** (6,056908)	0,001922 (0,0097)*** (2,586659)		0,001184 (0,0450)** (2,004547)
<b>R<sub>Liq</sub></b>	-0,473473 (0,1736) (-1,360801)	-1,139791 (0,0378)** (-2,077359)	-0,102948 (0,1085) (-1,605171)	-0,106455 (0,0548)* (-1,920169)	0,038663 (0,2813) (1,077391)				-0,161121 (0,0021)*** (-3,346357)	-0,063797 (0,1096) (-1,599752)	-0,070234 (0,2597) (-1,127032)	
<b>R<sub>Rent</sub></b>	0,020925 (0,5281) (0,630858)		0,018743 (0,1580) (1,411677)		-0,010276 (0,0981)* (-1,653921)	-0,007813 (0,0112)** (-2,535603)	-0,011555 (0,0079)*** (-2,657754)				-0,013742 (0,0060)*** (-2,748777)	
<b>R<sub>Endiv</sub></b>	8,751447 (0,0095)*** (2,593712)	57,25348 (0,0000)*** (6,926323)			-1,535390 (0,0753)* (0,863144)				77,84084 (0,0000)*** (7,414556)	141,1025 (0,0000)*** (9,912607)	4,545800 (0,3044) (1,026982)	
<b>ROA</b>	-0,198737 (0,0326)** (-2,136562)	0,119369 (0,0000)*** (4,404084)	-0,044623 (0,2140) (-1,242535)			-0,069087 (0,0190)** (-2,345059)		-0,051649 (0,0603)* (-1,878322)		0,147369 (0,0000)*** (8,544145)	0,056343 (0,0074)*** (2,679091)	

**Nota:** \*\*\*, \*\* e \* Nível de significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente





Ajustando modelo inicial (4.1), conseguimos obter uma previsão mais eficaz da falência das Instituições Financeiras nos Estados Unidos. A variável mais utilizada na previsão de falência foi  $R_{Liq}$  ao contrário das variáveis  $R_{Rent}$  e  $R_{Endiv}$ .

A amostra respeitante aos bancos cuja falência ocorreu em 2011, foi a que nos permitiu distanciar com maior eficiência os bancos falidos dos não falidos.

**Tabela 7: % Correcta Falência 2011(Logit)**

	<b>Bancos Activos</b>	<b>Bancos Falidos</b>
<b>2009</b>	99,84%	7,61%
<b>2010</b>	99,72%	55,43%

Os resultados obtidos na tabela 7 comprovam-nos que o modelo consegue prever com menor margem de erro a falência bancária, num horizonte temporal de um (2010).

#### 4.2.2. MODELO PROBIT

O modelo *probit* é muito semelhante ao *logit*, pois as funções correspondentes não se distanciam muito uma da outra depois de um ajustamento adequado, todavia a análise *probit* assume que probabilidade de incumprimento siga uma distribuição normal.

A principal diferença entre o modelo *logit* e o *probit* é o facto de o modelo *logit* apresentar uma distribuição com caudas ligeiramente mais grossas, ou seja, a probabilidade condicional aproxima-se mais devagar de 0 e 1 do que no caso do modelo de distribuição logística.

Uma vez que estamos perante modelos que usam o mesmo método de estimação (método da Máxima Verosimilhança), não há uma justificação considerada plausível que justifique a utilização de um ou outro modelo.



Nesta secção iremos ilustrar e discutir os resultados obtidos, na construção do modelo *probit* nos anos de falência em estudo. Utilizando a mesma amostra que foi empregue na estimação do modelo logístico, iremos apresentar os modelos obtidos através da utilização do modelo *probit*.

#### **ANO DE 2009 PARA FALIDAS 2011**

Atendendo à equação do modelo (5.1), efectuamos os testes ao modelo inicial, e obtivemos a função *probit* a seguir apresentada:

$$\begin{aligned}\hat{Z}_{2009} = & -31,06644 - 0,201872R_{Cob} + 0,000563R_{Efic} - 0,096148R_{Liq} - 0,007609R_{Rent} \\ & + 35,50229R_{Endiv} + 0,067464R_{ROA}\end{aligned}\quad (4.10)$$

Sendo a probabilidade de falência bancária por:

$$P_{(Falência Bancária)} = \Phi(\hat{Z}_{2009}) \quad (4.11)$$

$P_{(Falência Bancária)} =$

$$\begin{aligned}= & \Phi(= -31,06644 - 0,201872R_{Cob} + 0,000563R_{Efic} - 0,096148R_{Liq} \\ & - 0,007609R_{Rent} + 35,50229R_{Endiv} + 0,067464R_{ROA})\end{aligned}\quad (4.12)$$

O modelo supra (4.10), foi construído utilizando uma amostra de 7.555 bancos activos e 92 bancos cuja falência ocorreu em 2011. Trata-se de um modelo que não sofreu qualquer alteração em relação ao modelo inicial, em virtude deste ser o que apresenta uma maior eficaz na previsão da falência.

#### **No ANO DE 2010 PARA FALIDAS 2011**

Modelo final estimado:

$$\hat{Z}_{2010} = -61,19479 + 0,001054R_{Efic} - 0,027469R_{Liq} + 66,58629R_{Endiv} + 0,067209R_{ROA} \quad (4.13)$$



Sendo a probabilidade de falência bancária por:

$$P_{(Falência Bancária)} = \Phi(\hat{Z}_{2010}) \quad (4.14)$$

$$P_{(Falência Bancária)} =$$

$$\begin{aligned} &= \Phi(-61,19479 + 0,001054R_{Efic} - 0,027469R_{Liq} + 66,58629R_{Endiv} \\ &+ 0,067209R_{OA}) \end{aligned} \quad (4.15)$$

O modelo (4.13) foi construído utilizando uma amostra de 7.563 bancos activos e 92 bancos cuja falência ocorreu em 2011. Foram excluídas as variáveis  $R_{Cob}$  e  $R_{Rent}$ .em virtude destas não explicarem o modelo e a sua utilização piorar os resultados pretendidos para esta investigação.

Conforme podemos observar na tabela 9 é possível constatar que as variáveis mais utilizadas para a formação dos modelos foram  $R_{Efic}$ ,  $R_{Liq}$  e  $R_{Rent}$ .

Os resultados obtidos demonstram-nos, mais uma vez, que há uma maior probabilidade de o modelo acertar na falência das Instituições Bancárias, 1 ano antes da sua ocorrência.

**Tabela 8: % Correcta Falência 2011(Probit)**

	<b>Bancos Activos</b>	<b>Bancos Falidos</b>
<b>2009</b>	99,87%	5,43%
<b>2010</b>	99,79%	54,35%



*Tabela 9: Modelos finais da Regressão Probit*

	Falência 2007		Falência 2008		Falência 2009		Falência 2010		Falência 2011		Falência 2012	
	2005	2006	2006	2007	2007	2008	2008	2009	2009	2010	2010	2011
<b>C</b>	-4,266426	-16,55364	-2,438233	-2,316737	-1,649684	-2,026943	-2,020457	-2,135544	-31,06644	-64,19479	-2,562151	-2,573052
	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***	(0,000)***
	(-13,08865)	(-12,20129)	(-12,46756)	(-11,92005)	(-6,381950)	(-43,58452)	(-44,01229)	(-28,90484)	(-6,326363)	(-10,39393)	(-44,21967)	(-36,43058)
<b>R<sub>Cob</sub></b>	-0,098670	-0,115544		-0,024440		-0,029193			-0,201872		-0,014588	-0,072791
	(0,000)***	(0,0639)*		(0,5611)		(0,0965)*			(0,000)***		(0,5515)	(0,0711)*
	(-5,238000)	(-1,852804)		(-0,581243)		(-1,661960)			(-4,579811)		(0,595452)	(-1,805127)
<b>R<sub>Efic</sub></b>	-0,001497			-0,000353		-0,000749	-0,000434	-0,000147	0,000563	0,001054		0,000639
	(0,4052)			(0,5537)		(0,0653)*	(0,2485)	(0,4338)	(0,000)***	(0,0110)**		(0,0898)*
	(-0,832372)			(-0,592226)		(-1,842954)	(1,153992)	(-0,782730)	(5,251331)	(2,541324)		(1,696380)
<b>R<sub>Liq</sub></b>	-0,128434	-0,315361	-0,034788	-0,035903	0,016566			0,006527	-0,096148	-0,027469)		
	(0,1519)	(0,0117)**	(0,1176)	(0,0570)**	(0,2644)			(0,2926)	(0,0008)***	(0,0549)*		
	(-1,432998)	(-2,521945)	(-1,565045)	(-1,903478)	(1,115959)			(1,052374)	(-3,346357)	(-1,919482)		
<b>R<sub>Rent</sub></b>	0,009637		0,006966		-0,004393	-0,004399	-0,007376		-0,007609		-0,004251	0,0000789
	(0,3229)		(0,2619)		(0,1391)	(0,0096)***	(0,0001)***		(0,0331)**		(0,0508)*	(0,0866)*
	(0,988506)		(1,121823)		(-1,479198)	(-2,588591)	(-4,003941)		(-2,130641)		(-1,953445)	(1,713506)
<b>R<sub>Endiv</sub></b>	2,533369	18,17555			-0,657655				35,50229	66,58629		
	(0,0114)**	(0,0000)***			(0,0857)*				(0,0000)***	(0,0000)***		
	(2,531018)	(7,361884)			(-1,718469)				(5,822145)	(9,997631)		
<b>ROA</b>	-0,082437	0,050775	-0,016883					-0,040301	0,067464	0,067209	0,016143	
	(0,0052)***	(0,0000)***	(0,2820)					(0,0002)***	(0,0000)***	(0,0000)***	(0,0395)**	
	(-2,791409)	(8,943911)	(-1,075872)					(-3,677122)	(4,438393)	(6,726701)	(2,058829)	

Nota: \*\*\*, \*\* e \* Nível de significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente



## 5. CONCLUSÃO

Desde 2008 que a crise no sector financeiro tem causado uma inquietação nos EUA, face às falências ocorridas durante o período de 2007 a 2011. Numa altura em que existe uma constante dúvida sobre a sobrevivência do sistema bancário, este estudo torna-se importante, por não existir uma quantidade substancial de investigações em torno da falência bancária. Esta tese teve como objectivo estudar com precisão a previsão de ocorrência de falências bancárias nos Estados Unidos.

Esta investigação demonstra que há algumas limitativas que o antecedem como: considerar como cumpridores os bancos que muitas vezes podem não o ser e o facto de por vezes ser impossível calcular rácios que nos poderiam ser mais eficazes

Na realização desta tese foram construídos modelos, com os dados disponíveis no site do *Federal Deposit Insurance Corporation*, dos anos de 2005 a 20 de Julho de 2012 das Instituições Financeiras, tendo-se usado duas metodologias estatísticas, a Análise *Logit* e a Análise *Probit*. Para a execução dos modelos foram utilizados 6 dos mais de 100 rácios económico-financeiras iniciais, atendendo a um critério importante: Liquidez, Cobrança, Eficiência; Endividamento e Rentabilidade. Investigações efectuadas demonstram que a utilização do modelo *logit* é mais eficaz do que o *probit* contudo, o mesmo não se verificou no nosso estudo. Uma perspectiva histórica das crises, também foi coberto a fim de obtermos uma imagem mais clarificadora dos temas chaves que estão por detrás das falências bancárias.

Este projecto de investigação tem numa primeira análise o objectivo de precaver com antecipadamente a ocorrência de falência, isto é, alertar as Instituições Financeiras sobre os riscos a que estão expostas e por forma a evitarem a sua falência.

Os resultados obtidos através da utilização dos modelos econométricos dizem-nos que há uma ligação entre os rácios económico-financeiros e a previsão de falência. Contudo,



conforme podemos averiguar, nem todos esses rácios tinham o mesmo peso na explicação do modelo

No que respeita aos métodos estatísticos aplicados na estimação dos modelos, podemos assegurar que ambas as técnicas utilizadas não divergem substancialmente ao nível dos resultados obtidos, o que vem de encontro com as teorias anteriormente estudadas.

Algumas limitações foram detectadas ao longo do estudo, não nos tendo sido possível, apesar de disponíveis, utilizar rácios que poderiam ser importantes no estudo da falência bancária como: Tier 1 risk-based capital ratio; Core capital ratio; Tier 2 Risk-based capital, entre outros. Os modelos inicialmente foram testados utilizando estes e outros rácios, contudo os resultados obtidos não eram significativos para o estudo da previsão de falência.

Todos os dias, consultando a base de dados, constatamos que há Instituições Financeiras a entrar em incumprimento, umas porque apresentam falta de liquidez, outras por forma a conseguirem manter-se no mercado fazem fusões com bancos com uma situação económica mais robusta e apelativa ao mercado. A crise económico-financeira de 2008 nos EUA foi um dos factores que contribui para o aumento de falências bancárias, até essa altura o sector bancário era considerado quase como um sector sem risco.

Este trabalho será sempre um ponto de partida para outras investigações relacionadas com a previsão de falência, dando possibilidade a aprofundarem o estudo utilizando dados que lhes permitam maior eficácia e certeza. Ambiciona-se ainda alargar o presente estudo ao mercado Português, já que tanto se especula sobre a situação económico-financeiras dos nossos bancos.

Em suma, através da utilização de rácios económico-financeiros, construímos modelos estatísticos eficazes, capazes de prever a probabilidade de falência bancária nos Estados Unidos, para além disso, julgamos que este projecto de investigação poderá ser a iniciação de investigações sobre outros países, principalmente Portugal



## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, Edward I. *"Corporate Financial Distress and Bankruptcy"*. Wiley Finance Edition - 2<sup>th</sup>, 1993.

Altman, Edward I. *"Default Recovery Rates and LGD in Credit Risk Modeling and Practice"*. <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/UpdatedReviewofLiterature.pdf>.

Brandão, Elísio. *"Finanças"*. 5<sup>th</sup> edição, 2008.

Brooks, Chris. *"Introductory Econometrics for Finance"*. Cambridge, 2002.

Edward I. Altman, Edith Hotchkiss. *"Corporate Financial Distress and Bankruptcy"*. Wiley Finance 3<sup>th</sup> Ed., 2006.

Edward I. Altman, Gabriele Sabato. *"Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market"*. <http://people.stern.nyu.edu/ealtman/ModelingCreditRiskforSMEs%20.pdf>.

Erdogan, Birsan Eygi. *"Bankruptcy Prediction of Turkish Commercial"*. *"Banks Using Financial Ratios"*. Marmara University, Art and Science Faculty, Department of Mathematics, Goztepe, Istanbul, Turkey, Applied Mathematical Sciences, Vol. 2, 2008, no. 60, 2973 - 2982.

*Federal Deposit Insurance Corporation*. <http://www.fdic.gov/> (acedido em 2011/2012).

Gilson, Stuart C., Edith S. Hotchkiss, e Richard S. Ruback. "Paper: "Valuation of Bankrupt Firms" (Public by Stor)." In *"The Review of Financial Studies"*, pp. 43-74. Oxford University Press, Vol. 13, No. 1. (Spring, 2000).

Gujarati, Damodar N. *"Basic Econometrics"*. United States Military Academy, West Point: MCGraw Hill, 4<sup>th</sup> Edition.



Gujarati, Domodar N. *"Econometria Básica"*. Pearson Makron Bools, 2000.

Hair, Joseph F., Ronald L. Tatham, Rolph E. Anderson, e William Black. *"Multivariate Data Analysis"*. Pearson-Hall, INC, 1998.

Hebb, Sean Cleary and Gregory. *"Bankruptcy Prediction for U.S. Banks"*.

Jack Johnston, John Dinardo. *"métodos econométricos"*. McGraw Hill, 2000 - 4ª Edição.

Kennedy, Peter. *"A Guide to Econometrics"*. 2003.

M. Mendes de Oliveira, Luís Delfim Santos, Natércia Fortuna. *"Econometria"*. Escolar Editora, 2011.

Neves, João Carvalho das. *"Análise e Relato financeiro - Uma Visão Integrada de Gestão"*. Texto, 2012 - 5ª Edição.

Silva, Eduardo Sá. *"Gestão Financeira - Análise de Fluxos Financeiros"*. Vida Economica, 2010 - 4ª Edição.

TSF. Publicação de 15 de Setembro de 2008. <http://www.tsf.pt> (acedido em 2012).

Vilén, Markus. *"Predicting Failures of Large U.S. Commercial Banks"*. Aalto University School of Economics, Department of Economics, 2010.





# ANEXOS



## 7. ANEXOS

### ANEXO I: LISTA BANCOS FALIDOS

#### BANCOS FALIDOS 2012 (ATÉ 20 DE JULHO 2012)

INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS	CERT	CLASSE <sup>18</sup>
SECOND FEDERAL SAVINGS AND LOAN ASSOCIATION OF CHICAGO	27986	SA
FIRST CHEROKEE STATE BANK	32711	NM
THE ROYAL PALM BANK OF FLORIDA	57096	NM
HEARTLAND BANK	1361	NM
GEORGIA TRUST BANK	57847	NM
GLASGOW SAVINGS BANK	1056	NM
MONTGOMERY BANK & TRUST	19498	NM
PUTNAM STATE BANK	27405	NM
THE FARMERS BANK OF LYNCHBURG	1690	NM
SECURITY EXCHANGE BANK	35299	NM
CAROLINA FEDERAL SAVINGS BANK	35372	SA
FARMERS' AND TRADERS' STATE BANK	9257	NM
FIRST CAPITAL BANK	416	NM
WACCAMAW BANK	34515	SM
ALABAMA TRUST BANK, NATIONAL ASSOCIATION	35224	N
SECURITY BANK, NATIONAL ASSOCIATION	23156	N
PALM DESERT NATIONAL BANK	23632	N
BANK OF THE EASTERN SHORE	26759	SM
INTER SAVINGS BANK, FSB D/B/A/ INTERBANK, FSB	31495	SA
PLANTATION FEDERAL BANK	32503	SA

#### <sup>18</sup> Bank Charter Class

**N** = commercial bank, national (federal) charter and Fed member, supervised by the Office of the Comptroller of the Currency (OCC)

**SM** = commercial bank, state charter and Fed member, supervised by the Federal Reserve (FRB)

**NM** = commercial bank, state charter and Fed nonmember, supervised by the FDIC

**SB** = savings banks, state charter, supervised by the FDIC

**SA** = As of July 21, 2011, FDIC supervised state chartered thrifts and OCC supervised federally chartered thrifts. Prior to that date, state or federally chartered savings associations supervised by the Office of Thrift Supervision (OTS).



HARVEST BANK OF MARYLAND	57766	NM
FORT LEE FEDERAL SAVINGS BANK, FSB	35527	SA
FIDELITY BANK	33883	NM
PREMIER BANK	35419	NM
CONVENANT BANK & TRUST	58068	NM
NEW CITY BANK	57597	NM
GLOBAL COMMERCE BANK	34046	NM
HOME SAVINGS OF AMERICA	29178	SA
CENTRAL BANK OF GEORGIA	5687	NM
SCB BANK	29761	SA
CHARTER NATIONAL BANK AND TRUST	23187	N
BANKEAST	19869	SM
PATRIOT BANK MINNESOTA	34823	NM
FIRST GUARANTY BANK AND TRUST COMPANY OF JACKSONVILLE	16579	NM
TENNESSEE COMMERCE BANK	35296	NM
CENTRAL FLORIDA STATE BANK	57186	NM
AMERICAN EAGLE SAVINGS BANK	31581	SA
THE FIRST STATE BANK	19252	NM

### BANCOS FALIDOS EM 2011

INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS	CERT	CLASSE
WESTERN NATIONAL BANK	57917	N
PREMIER COMMUNITY BANK OF THE EMERALD COAST	58343	NM
CENTRAL PROGRESSIVE BANK	19657	NM
POLK COUNTY BANK	14194	NM
COMMUNITY BANK OF ROCKMART	57860	NM
SUNFIRST BANK	57087	NM
MID CITY BANK, INC.	19397	NM
ALL AMERICAN BANK	57759	NM
OLD HARBOR BANK	57537	NM
COMMUNITY CAPITAL BANK	57036	NM
COMMUNITY BANKS OF COLORADO	21132	SM
DECATUR FIRST BANK	34392	NM
BLUE RIDGE SAVINGS BANK, INC.	32347	SB
COUNTRY BANK	35395	NM
PIEDMONT COMMUNITY BANK	57256	NM
FIRST STATE BANK	58046	NM
SUN SECURITY BANK	20115	NM
THE RIVERBANK	10216	NM
FIRST INTERNATIONAL BANK	33513	NM
CITIZENS BANK OF NORTHERN CALIFORNIA	33983	NM
BANK OF THE COMMONWEALTH	20408	SM
THE FIRST NATIONAL BANK OF FLORIDA	25155	N



PATRIOT BANK OF GEORGIA	58273	NM
CREEKSIDE BANK	58226	NM
FIRST SOUTHERN NATIONAL BANK	57239	N
FIRST CHOICE BANK	57212	NM
LYDIAN PRIVATE BANK	35356	SA
PUBLIC SAVINGS BANK	34130	SB
THE FIRST NATIONAL BANK OF OLATHE	4744	N
BANK OF WHITMAN	22528	SM
BANK OF SHOREWOOD	22637	NM
BANKMERIDIAN, N.A.	58222	N
INTEGRA BANK NATIONAL ASSOCIATION	4392	N
VIRGINIA BUSINESS BANK	58283	SM
BANK OF CHOICE	2994	NM
SOUTHSHORE COMMUNITY BANK	58056	NM
LANDMARK BANK OF FLORIDA	35244	SM
FIRST PEOPLES BANK	34870	NM
ONE GEORGIA BANK	58238	NM
SUMMIT BANK	57442	NM
HIGH TRUST BANK	19554	NM
SIGNATURE BANK	57835	NM
FIRST CHICAGO BANK & TRUST	27935	SM
COLORADO CAPITAL BANK	34522	NM
MOUNTAIN HERITAGE BANK	57593	NM
MCINTOSH STATE BANK	19237	NM
FIRST COMMERCIAL BANK OF TAMPA BAY	27583	NM
ATLANTIC BANK AND TRUST	58420	SA
FIRST HERITAGE BANK	23626	NM
ATLANTIC SOUTHERN BANK	57213	NM
SUMMIT BANK	513	NM
FIRST GEORGIA BANKING COMPANY	57647	NM
COASTAL BANK	34898	SA
FIRST NATIONAL BANK OF CENTRAL FLORIDA	26297	N
COMMUNITY CENTRAL BANK	34234	NM
CORTEZ COMMUNITY BANK	57625	NM
THE PARK AVENUE BANK	19797	SM
FIRST CHOICE COMMUNITY BANK	58539	NM
NEXITY BANK	19794	NM
BARTOW COUNTY BANK	21495	NM
ROSEMOUNT NATIONAL BANK	24099	N
SUPERIOR BANK	17750	SA
HERITAGE BANKING GROUP	14273	NM
NEW HORIZONS BANK	57705	NM
NEVADA COMMERCE BANK	35418	NM
WESTERN SPRINGS NATIONAL BANK AND TRUST	10086	N



THE BANK OF COMMERCE	34292	NM
LEGACY BANK	34818	SM
THE FIRST NATIONAL BANK OF DAVIS	4077	N
VALLEY COMMUNITY BANK	34187	NM
SAN LUIS TRUST BANK, FSB	34783	SA
CITIZENS BANK OF EFFINGHAM	34601	NM
HABERSHAM BANK	151	NM
CHARTER OAK BANK	57855	NM
SUNSHINE STATE COMMUNITY BANK	35478	NM
BADGER STATE BANK	13272	NM
PEOPLES STATE BANK	14939	NM
CANYON NATIONAL BANK	34692	N
NORTH GEORGIA BANK	35242	NM
AMERICAN TRUST BANK	57432	NM
COMMUNITY FIRST BANK - CHICAGO	57948	SM
FIRSTIER BANK	57646	NM
FIRST COMMUNITY BANK	12261	SM
EVERGREEN STATE BANK	5328	NM
THE FIRST STATE BANK	2303	NM
ENTERPRISE BANKING COMPANY	19758	NM
COMMUNITYSOUTH BANK AND TRUST	57868	NM
THE BANK OF ASHEVILLE	34516	NM
UNITED WESTERN BANK	31293	SA
OGLETHORPE BANK	57440	NM
LEGACY BANK	57820	NM
FIRST COMMERCIAL BANK OF FLORIDA	34965	SM

### BANCOS FALIDOS EM 2010

INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS	CERT	CLASSE
CHESTATEE STATE BANK	34578	NM
UNITED AMERICAS BANK	35065	N
FIRST SOUTHERN BANK	58052	NM
APPALACIAN COMMUNITY BANK, F.S.B.	58495	SA
THE BANK OF MIAMI	19040	N
COMMUNITY NATIONAL BANK	23306	N
EARTHSTAR BANK	35561	NM
PARAMOUNT BANK	34673	SM
ALLEGIANCE BANK OF NORTH AMERICA	35078	NM
GULF STATE COMMUNITY BANK	20340	NM
FIRST BANKING CENTER	5287	SM
DARBY BANK & TRUST COMPANY	14580	NM
COPPER STAR BANK	35463	NM
TIFTON BANKING COMPANY	57831	NM



FIRST VIETNAMESE AMERICAN BANK	57885	NM
WESTERN COMMERCIAL BANK	58087	NM
K BANK	31263	NM
PIERCE COMMERCIAL BANK	34411	SM
PROGRESS BANK OF FLORIDA	32251	SM
FIRST ARIZONA SAVINGS, A FSB	32582	SA
THE GORDON BANK	33904	NM
FIRST BANK OF JACKSONVILLE	27573	NM
HILLCREST BANK	22173	NM
THE FIRST NATIONAL BANK OF BARNESVILLE	2119	N
FIRST SUBURBAN NATIONAL BANK	16089	N
WESTBRIDGE BANK AND TRUST COMPANY	58205	NM
SECURITY SAVINGS BANK, F.S.B.	30898	SA
PREMIER BANK	34016	NM
SHORELINE BANK	35250	NM
WAKULLA BANK	21777	NM
HAVEN TRUST BANK FLORIDA	58308	NM
NORTH COUNTY BANK	35053	NM
BRAMBLE SAVINGS BANK	27808	SB
MARITIME SAVINGS BANK	28612	SB
THE PEOPLES BANK	182	NM
ISN BANK	57107	NM
FIRST COMMERCE COMMUNITY BANK	57448	NM
THE BANK OF ELLIJAY	58197	NM
HORIZON BANK	35061	SM
BUTTE COMMUNITY BANK	33219	NM
LOS PADRES BANK	32165	SB
SONOMA VALLEY BANK	27259	NM
INDEPENDENT NATIONAL BANK	27344	N
IMPERIAL SAVINGS AND LOAN ASSOCIATION	31623	SB
COMMUNITY NATIONAL BANK AT BARTOW	25266	N
PACIFIC STATE BANK	27090	SM
SHOREBANK	15640	NM
PALOS BANK AND TRUST COMPANY	17599	NM
RAVENSWOOD BANK	34231	NM
LIBERTYBANK	31964	NM
NORTHWEST BANK & TRUST	57658	NM
THE COWLITZ BANK	22643	NM
COASTAL COMMUNITY BANK	9619	NM
BAYSIDE SAVINGS BANK	57669	SB
SOUTHWESTUSA BANK	35434	NM
THUNDER BANK	10506	SM
WILLIAMSBURG FIRST NATIONAL BANK	17837	N
CRESCENT BANK AND TRUST COMPANY	27559	NM



---

STERLING BANK	32536	SM
COMMUNITY SECURITY BANK	34486	NM
HOME VALLEY BANK	23181	SM
WOODLANDS BANK	32571	SB
TURNBERRY BANK	32280	SB
METRO BANK OF DADE COUNTY	25172	SM
OLDE CYPRESS COMMUNITY BANK	28864	SB
MAINSTREET SAVINGS BANK, FSB	28136	SB
FIRST NATIONAL BANK OF THE SOUTH	35383	N
BAY NATIONAL BANK	35462	N
USA BANK	58072	NM
HOME NATIONAL BANK	11636	N
IDEAL FEDERAL SAVINGS BANK	32456	SB
FIRST NATIONAL BANK	34152	N
PENINSULA BANK	26563	NM
HIGH DESERT STATE BANK	35279	NM
NEVADA SECURITY BANK	57110	NM
WASHINGTON FIRST INTERNATIONAL BANK	32955	NM
ARCOLA HOMESTEAD SAVINGS BANK	31813	SB
TIERONE BANK	29341	SB
FIRST NATIONAL BANK	15814	N
GRANITE COMMUNITY BANK, NATIONAL ASSOCIATION	57315	N
BANK OF FLORIDA - SOUTHEAST	57360	NM
BANK OF FLORIDA - TAMPA BAY	57814	NM
BANK OF FLORIDA - SOUTHWEST	35106	NM
SUN WEST BANK	34785	NM
PINEHURST BANK	57735	NM
MIDWEST BANK AND TRUST COMPANY	18117	SM
SATILLA COMMUNITY BANK	35114	NM
SOUTHWEST COMMUNITY BANK	34255	NM
NEW LIBERTY BANK	35586	NM
ACCESS BANK	16476	NM
THE BANK OF BONIFAY	14246	NM
TOWNE BANK OF ARIZONA	57697	NM
1ST PACIFIC BANK OF CALIFORNIA	35517	SM
CHAMPION BANK	58362	NM
FRONTIER BANK	22710	NM
BC NATIONAL BANKS	17792	N
CF BANCORP	30005	SB
CITIZENS BANK & TRUST COMPANY OF CHICAGO	34658	NM
NEW CENTURY BANK	34821	NM
LINCOLN PARK SAVINGS BANK	30600	SB
AMCORE BANK, NATIONAL ASSOCIATION	3735	N
BROADWAY BANK	22853	NM



PEOTONE BANK AND TRUST COMPANY	10888	NM
WHEATLAND BANK	58429	NM
AMERICANFIRST BANK	57724	NM
CITY BANK	21521	NM
BUTLER BANK	26619	SB
FIRST FEDERAL BANK OF NORTH FLORIDA	28886	SB
LAKESIDE COMMUNITY BANK	34878	NM
TAMALPAIS BANK	33493	NM
INNOVATIVE BANK	23876	NM
RIVERSIDE NATIONAL BANK OF FLORIDA	24067	N
BEACH FIRST NATIONAL BANK	34242	N
UNITY NATIONAL BANK	34678	N
KEY WEST BANK	34684	SB
MCINTOSH COMMERCIAL BANK	57399	NM
DESERT HILLS BANK	57060	NM
CENTURY SECURITY BANK	58104	NM
AMERICAN NATIONAL BANK	18806	N
BANK OF HIAWASSEE	10054	NM
STATE BANK OF AURORA	8221	NM
ADVANTA BANK CORP.	33535	NM
APPALACHIAN COMMUNITY BANK	33989	NM
FIRST LOWNDES BANK	24957	NM
THE PARK AVENUE BANK	27096	NM
STATEWIDE BANK	29561	NM
OLD SOUTHERN BANK	58182	SM
LIBERTYPOINTE BANK	58071	NM
BANK OF ILLINOIS	9268	SM
SUN AMERICAN BANK	27126	SM
CENTENNIAL BANK	34430	NM
WATERFIELD BANK	34976	SB
CARSON RIVER COMMUNITY BANK	58352	NM
RAINIER PACIFIC BANK	38129	SB
MARCO COMMUNITY BANK	57586	SM
THE LA COSTE NATIONAL BANK	3287	N
LA JOLLA BANK, FSB	32423	SB
GEORGE WASHINGTON SAVINGS BANK	29952	SB
1ST AMERICAN STATE BANK OF MINNESOTA	15448	NM
FLORIDA COMMUNITY BANK	5672	NM
COMMUNITY BANK & TRUST	5702	NM
FIRST NATIONAL BANK OF GEORGIA	16480	N
AMERICAN MARINE BANK	16730	NM
MARSHALL BANK, NATIONAL ASSOCIATION	16133	N
FIRST REGIONAL BANK	23011	NM
COLUMBIA RIVER BANK	22469	NM





---

EVERGREEN BANK	20501	NM
BANK OF LEETON	8265	NM
PREMIER AMERICAN BANK	57147	NM
CHARTER BANK	32498	SB
TOWN COMMUNITY BANK AND TRUST	34705	NM
ST. STEPHEN STATE BANK	17522	NM
BARNES BANKING COMPANY	1252	SM
HORIZON BANK	22977	NM

### BANCOS FALIDOS EM 2009

INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS	CERT	CLASSE
IMPERIAL CAPITAL BANK	26348	NM
INDEPENDENT BANKERS' BANK	26820	SM
FIRST FEDERAL BANK OF CALIFORNIA, A FEDERAL SAVINGS BANK	28536	SB
PEOPLES FIRST COMMUNITY BANK	32167	SB
NEW SOUTH FEDERAL SAVINGS BANK	32276	SB
ROCKBRIDGE COMMERCIAL BANK	58315	NM
CITIZENS STATE BANK	1006	NM
SOLUTIONSBANK	4731	SM
VALLEY CAPITAL BANK, N.A.	58399	N
REPUBLIC FEDERAL BANK, N.A.	22846	N
THE TATNALL BANK	12080	NM
AMTRUST BANK	29776	SB
FIRST SECURITY NATIONAL BANK	26290	N
GREATER ATLANTIC BANK	32583	SB
THE BUCKHEAD COMMUNITY BANK	34663	NM
BENCHMARK BANK	10440	NM
COMMERCE BANK OF SOUTHWEST FLORIDA	58016	NM
PACIFIC COAST NATIONAL BANK	57914	N
CENTURY BANK, A FEDERAL SAVINGS BANK	32267	SB
ORION BANK	22427	SM
HOME FEDERAL SAVINGS BANK	30329	SB
UNITED COMMERCIAL BANK	32469	NM
PROSPERAN BANK	35074	NM
GATEWAY BANK OF ST LOUIS	19450	NM
UNITED SECURITY BANK	22286	NM
NORTH HOUSTON BANK	18776	NM
PARK NATIONAL BANK	11677	N
COMMUNITY BANK OF LEMONT	35291	NM
CALIFORNIA NATIONAL BANK	34659	N
BANK USA, NA	32218	N
MADISONVILLE STATE BANK	33782	NM
SAN DIEGO NATIONAL BANK	23594	N



CITIZENS NATIONAL BANK	25222	N
PACIFIC NATIONAL BANK	30006	N
FIRST DUPAGE BANK	35038	NM
FLAGSHIP NATIONAL BANK	35044	N
RIVERVIEW COMMUNITY BANK	57525	NM
HILLCREST BANK FLORIDA	58336	NM
PARTNERS BANK	57959	SB
AMERICAN UNITED BANK	57794	NM
BANK OF ELMWOOD	18321	SM
SAN JOAQUIN BANK	23266	SM
WARREN BANK	34824	SM
JENNINGS STATE BANK	11416	NM
SOUTHERN COLORADO NATIONAL BANK	57263	N
GEORGIAN BANK	57151	NM
IRWIN UNION BANK AND TRUST COMPANY	10100	SM
IRWIN UNION BANK, FSB	57068	SB
VENTURE BANK	22868	NM
CORUS BANK, N.A.	13693	N
BRICKWELL COMMUNITY BANK	57736	NM
INBANK	20203	NM
VANTUS BANK	27732	SB
FIRST BANK OF KANSAS CITY	25231	NM
PLATINUM COMMUNITY BANK	35030	SB
FIRST STATE BANK	34875	NM
BRADFORD BANK	28312	SB
AFFINITY BANK	27197	NM
MAINSTREET BANK	1909	NM
CAPITALSOUTH BANK	22130	SM
FIRST COWETA	57702	NM
EBANK	34682	SB
GUARANTY BANK	32618	SB
COMMUNITY BANK OF NEVADA	34043	SM
DWELLING HOUSE SAVINGS AND LOAN	31559	SB
UNION BANK, NATIONAL ASSOCIATION	34485	N
COMMUNITY BANK OF ARIZONA	57645	NM
COLONIAL BANK	9609	NM
COMMUNITY NATIONAL BANK OF SARASOTA COUNTY	27183	N
FIRST STATE BANK	27364	NM
COMMUNITY FIRST BANK	23268	SM
PEOPLES COMMUNITY BANK	32288	SB
FIRST BANKAMERICANO	34270	NM
FIRST STATE BANK OF ALTUS	9873	NM
MUTUAL BANK	18659	NM
INTEGRITY BANK	57604	NM



WATERFORD VILLAGE BANK	58065	NM
SECURITY BANK OF NORTH METRO	57105	NM
SECURITY BANK OF GWINNETT COUNTY	57346	NM
SECURITY BANK OF NORTH FULTON	57430	NM
SECURITY BANK OF JONES COUNTY	8486	NM
SECURITY BANK OF BIBB COUNTY	27367	NM
SECURITY BANK OF HOUSTON COUNTY	27048	NM
VINEYARD BANK, NATIONAL ASSOCIATION	23556	N
TEMECULA VALLEY BANK	34341	NM
FIRST PIEDMONT BANK	34594	NM
BANKFIRST	34103	SM
BANK OF WYOMING	22754	NM
THE ELIZABETH STATE BANK	9262	NM
THE FIRST NATIONAL BANK OF DANVILLE	3644	N
ROCK RIVER BANK	15302	NM
THE FIRST STATE BANK OF WINCHESTER	11710	NM
THE JOHN WARNER BANK	12093	NM
FOUNDERS BANK	18390	NM
MILLENNIUM STATE BANK OF TEXAS	57667	NM
METROPACIFIC BANK	57893	NM
COMMUNITY BANK OF WEST GEORGIA	57436	SM
NEIGHBORHOOD COMMUNITY BANK	35285	SM
MIRAE BANK	57332	NM
HORIZON BANK	9744	NM
FIRST NATIONAL BANK OF ANTHONY	4614	N
SOUTHERN COMMUNITY BANK	35251	NM
COOPERATIVE BANK	27837	NM
BANK OF LINCOLNWOOD	17309	NM
CITIZENS NATIONAL BANK	5757	N
STRATEGIC CAPITAL BANK	35175	NM
BANKUNITED, FSB	32247	SB
WESTSOUND BANK	34843	NM
CITIZENS COMMUNITY BANK	57563	NM
SILVERTON BANK, NATIONAL ASSOCIATION	26535	N
AMERICA WEST BANK	35461	NM
AMERICAN SOUTHERN BANK	57943	NM
MICHIGAN HERITAGE BANK	34369	SM
FIRST BANK OF IDAHO, FSB	34396	SB
FIRST BANK OF BEVERLY HILLS	32069	NM
GREAT BASIN BANK OF NEVADA	33824	NM
AMERICAN STERLING BANK	8266	SB
CAPE FEAR BANK	34639	NM
NEW FRONTIER BANK	34881	NM
OMNI NATIONAL BANK	22238	N



FIRSTCITY BANK	18243	NM
TEAMBANK, N.A.	4754	N
COLORADO NATIONAL BANK	18896	N
FREEDOM BANK OF GEORGIA	57558	NM
HERITAGE COMMUNITY BANK	20078	NM
SECURITY SAVINGS BANK	34820	NM
SILVER FALLS BANK	35399	NM
PINNACLE BANK	57342	NM
CORN BELT BANK AND TRUST COMPANY	16500	NM
SHERMAN COUNTY BANK	5431	NM
RIVERSIDE BANK OF THE GULF COAST	34563	SM
ALLIANCE BANK	23124	NM
FIRSTBANK FINANCIAL SERVICES	57017	NM
COUNTY BANK	22574	SM
MAGNET BANK	58001	NM
OCALA NATIONAL BANK	26538	N
SUBURBAN FEDERAL SAVINGS BANK	30763	SB
1ST CENTENNIAL BANK	33025	NM
COUNTRYWIDE BANK FSB	33143	SB
FIA CARD SERVICES N.A.	33318	N
MERRILL LYNCH BANK & TRUST CO FSB	34571	SB
BANK OF CLARK COUNTY	34959	NM
BANK OF AMERICA CALIFORNIA N.A.	25178	N
MERRILL LYNCH BANK USA	27374	NM
BANK OF AMERICA OREGON N.A.	35453	N
BANK OF AMERICA RHODE ISLAND N.A.	58032	N
BANK OF AMERICA N.A.	3510	N
NATIONAL BANK OF COMMERCE	19733	N

### BANCOS FALIDOS EM 2008

INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS	CERT	CLASSE
SANDERSON STATE BANK	11568	NM
HAVEN TRUST BANK	35379	NM
FIRST GEORGIA COMMUNITY BANK	34301	SM
CITIBANK, NATIONAL ASSOCIATION	7213	N
DEPARTMENT STORES NATIONAL BANK	58180	N
CITICORP TRUST BANK, FSB	18708	SB
CITIBANK (BANAMEX USA)	18923	NM
CITIBANK (SOUTH DAKOTA), N.A.	23360	N
PFF BANK & TRUST	28344	SB
THE COMMUNITY BANK	16490	NM
DOWNNEY SAVINGS AND LOAN ASSOCIATION, F.A.	30968	SB
FRANKLIN BANK, SSB	26870	SB



---

SECURITY PACIFIC BANK	23595	NM
FREEDOM BANK	57930	NM
ALPHA BANK & TRUST	58241	NM
MAIN STREET BANK	57654	NM
MERIDIAN BANK	13789	NM
WASHINGTON MUTUAL BANK	32633	SB
AMERIBANK, INC.	6782	SB
SILVER STATE BANK	34194	NM
INTEGRITY BANK	35469	NM
THE COLUMBIAN BANK AND TRUST COMPANY	22728	NM
FIRST PRIORITY BANK	57523	NM
FIRST HERITAGE BANK N.A.	57961	N
FIRST NATIONAL BANK OF NEVADA	27011	N
INDYMAC BANK F.S.B	29730	SB
FIRST INTEGRITY BANK, N.A.	12736	N
ANB FINANCIAL NATIONAL ASSOCIATION	33901	N
HUME BANK	1971	NM
DOUGLASS NATIONAL BANK	24660	N

#### **BANCOS FALIDOS EM 2007**

MIAMI VALLEY BANK	16848	NM
NETBANK	32575	SB
METROPOLITAN SAVINGS BANK	35353	SB

## **ANEXO II: BREVE DEFINIÇÃO DOS MODELOS**

O modelo de regressão linear múltipla é constituído por variáveis dependentes (endógenas), sendo uma função de um conjunto de variáveis independentes (exógenas). A variável que pretende explicar (dependente), é de natureza binominal ou dicotómica, ou seja, assumo apenas dois valores.

Admite-se que as  $n$  observações da variável resposta  $y$  são aleatórias e podem ser modeladas como<sup>19</sup>:

---

<sup>19</sup>  $x$  = Rácios financeiros – variáveis independentes  
 $i$  = Número de anos observados



$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i \quad (7.1)$$

O valor estimado de  $y_i$  é definido por:

$$\hat{y}_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} \quad (7.2)$$

## MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

A regressão logística surgiu em 1789, pode ser usada quando a variável dependente é binária ou dicotómica (Hosmer & Lemeshow, 1989). Malthus utilizou o modelo *logit* em 1789 nos estudos de crescimento populacional. Cramer et. al. 2002, retomaram a ideia de Malthus para descrever o crescimento populacional em França, Bélgica e Rússia antes de 1833. Desde os anos 1970 que a equação logística tem recebido grande atenção. Pierre-François Verhust publicou em 1838 a equação<sup>20</sup>:

$$\frac{dN}{dt} = rN \left(1 - \frac{N}{K}\right) \quad (7.3)$$

A regressão logística é um modelo de regressão não linear, que segundo Verhust é representada pela seguinte equação:

$$P_i = E\left(\frac{y_i}{x_i}\right) = \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki}}}{e^{\beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki}} + 1} \quad (7.4)$$

Que se pode escrever da seguinte forma:

$$P = E\left(\frac{y_i}{x_i}\right) = \frac{e^{Z_i}}{e^{Z_i} + 1} \quad (7.5)$$

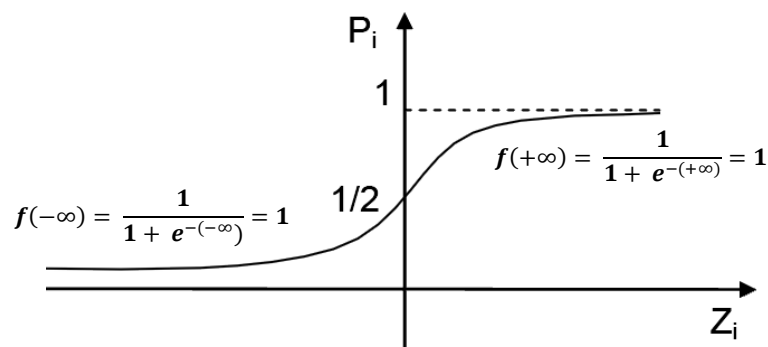
$\beta$  = Coeficientes a estimar – vector de parâmetros desconhecidos que reflecte o impacto das variáveis explicativas na probabilidade de o banco ser “bom” ou “mau”

<sup>20</sup> N(t) - número de indivíduos no tempo t; r a taxa de crescimento intrínseca e K é a capacidade de carga



Com  $Z_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki}$

Deste modo o modelo  $P_i$  é crescente, assumindo valores  $[0,1]$ .



**Figura 2:** Relação Logística entre variáveis dependentes e independentes

O modelo linearizado ficará (probabilidade de não acontecer a ocorrência):

$$1 - P = \frac{1}{1 + e^{Z_i}} \quad (7.6)$$

Razão de probabilidade:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = e^{Z_i} \quad (7.7)$$

Se logaritimizarmos a equação (6.6) e acrescentarmos o resíduo, vamos obter o modelo de regressão linearizado:

$$L_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i \quad (7.8)$$

Cujo modelo *logit*:

$$L_i = \ln \left[ \frac{P_i}{1 - P_i} \right] = Z_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} \quad (7.9)$$

Para *Hosmer e Lemeshow* (2000) esta transformação é importante porque  $L_i$  tem uma característica importante para o modelo de regressão linear. O modelo *logit* é linear nos seus parâmetros.

Este modelo continua a apresentar erros heterocedásticos (com variáveis não constantes) não se alivra a utilização do método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO<sup>21</sup>).

O principal problema encontra-se no  $L_i$ , pois poderá assumir valores que não têm significado. Deste modo,  $P_i$  assume os valores 1 (quando ocorre o acontecimento) e 0 (caso contrário).

Pelas razões expostas, o modelo de regressão logística é estimado através do Método de Máxima Verossimilhança.

Características do modelo *logit*<sup>22</sup>:

- Conforme  $P_i$  vai de 0 a 1 (isto é, conforme  $Z_i$  de  $-\infty$  a  $+\infty$ ), o *logit*  $L_i$  vai de  $-\infty$  a  $+\infty$ , ou seja, embora as probabilidades se situem entre 0 e 1, os *logit's* não se restringem a esses limites;
- Embora  $L_i$  seja linear e,  $x_i$ , as probabilidades propriamente ditas não são. Esta propriedade contrasta com o modelo LPM

$$P_i = E\left(\frac{y_i}{x_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} \quad (7.10)$$

em que as probabilidades aumentaram linearmente com  $x$ .

$$\left(\frac{dP}{dx}\right) = \beta_2 P(1 - P) \quad (7.11)$$

- A interpretação do modelo *logit* é a seguinte:
  - $\beta_2$  – Termo independente, mede a variação em  $L_i$  para uma mudança unitária em  $x$ ;

<sup>21</sup> Ordinary Least Squares

<sup>22</sup> Fonte: Gujarati, Domodar N. "Econometria Básica". Asa, 2000.





- O intercepto  $\beta_1$ , é o valor da chance em log. Assim como a maioria das interpretações dos interceptos, esta intercepção pode não ter qualquer significado físico.
- Enquanto LPM supõe que  $P_i$  se relaciona linearmente com  $x_i$ , o modelo *logit* supõe que o log da razão de probabilidade se relaciona linearmente com  $x_i$ .

## MODELO DE REGRESSÃO PROBIT

A técnica de análise econométrica de previsão de falência probit foi utilizada por *Zmijewski* (1984), modelo esse que na estimação da probabilidade de falência é muito similar ao *logit*. A utilização excessiva de computação neste modelo, fez com que o mesmo não fosse aceite com tanta facilidade como o *logit* pelos outros autores (*Grammatikos e Gloubos* (1988); *Dimitras et al.* (1996)).

Este modelo também considera a variável dependente do tipo binário, dicotómicas ou *dummy* (Nelson (1990)).

O modelo *probit*, tem origem na distribuição acumulada da função normal, cuja expressão é<sup>23</sup>:

$$prob(y_i = 1) = \Phi\left(X_i \frac{\beta}{\sigma}\right) \quad (7.12)$$

Deste modo, conseguimos obter a estimação do valor da probabilidade, que no nosso estudo, será a probabilidade de se ter um banco falido. Esta fórmula irá usar uma função distribuição de probabilidade normal estandardizada acumulada<sup>24</sup>:

<sup>23</sup>  $\Phi$  - Função da distribuição acumulada da distribuição normal padronizada;

$X_i$  - Matriz (n,k);

$\beta$  - Vector de coeficientes estimados da função

<sup>24</sup>  $s$  - Variável aleatória normalmente distribuída com média zero e variância unitária



$$P_i = F(\alpha + X_i) \quad (7.13)$$

$$P(Y_i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{Y_i} e^{-\frac{s_2^2}{2}} \quad (7.14)$$

Se os dados forem transformados em  $p^{-1}(Y_i)$ , então poderemos aplicar o MQO. Estamos deste modo perante o modelo *probit* (por vezes também designado por *normit*):

$$Y_i = p^{-1}(Y_i) = \alpha + \beta X_i \quad (7.15)$$

Apesar do modelo ser considerado uma alteração atractiva ao LPM, demonstra algumas dificuldades na estimação pelo facto de  $p^{-1}(Y_i)$  não ser fácil obter.

